

# 第七章

## 参数估计

### 第七章 参数估计

总体分布	参数	样本	参数空间: 取值范围
$N(\mu, \sigma^2)$	$\mu, \sigma^2$	$X_1, \dots, X_n$	
$P(\lambda)$	$\lambda$	计算参数	点估计 区间估计

#### 7.1 矩估计法

$$\text{参数 } \theta = \theta(X_1, \dots, X_n)$$

总体的矩  $\xleftarrow{\text{代替}}$  样本的矩

$$-P_{\pi} \leftarrow -P_{\pi}$$

$$= P_{\pi} \leftarrow = P_{\pi}$$

$$E(X) \leftarrow \bar{X} = \frac{1}{n} \sum X_i$$

$$E(X^2) \leftarrow A_2 = \frac{1}{n} \sum X_i^2$$

例:  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$  ( $X_1, \dots, X_n$ ) 样本,  $\mu, \sigma^2$  估计值

$$-P_{\pi}: E(X) = \mu \quad \bar{\mu} = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum X_i$$

$$= P_{\pi}: E(X^2) = \sigma^2 + \mu^2 \quad A_2 = \frac{1}{n} \sum X_i^2$$

$$\hat{\sigma}^2 = A_2 - \bar{\mu}^2 = \frac{1}{n} \sum X_i^2 - \bar{X}^2 = \frac{1}{n} \sum (X_i - \bar{X})^2 = B_2$$

#### 7.2 极大似然估计法

$P$  大的事件比  $P$  小的事件更易发生, 将使  $A$  发生的  $P$  最大的参数值做为估计值

(离散) (连续) 总体  $X \sim P(\lambda)$  ( $X_1, \dots, X_n$ ) 样本,  $\lambda$  的极大似然估计值

1) 总体的概率/密度函数  $P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$  求导

2) 写似然函数  $L(\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda}$  (连乘) 要使  $L(\lambda)$  max

3) 两边取  $\ln L(\lambda)$   $\ln L(\lambda) = -\ln \prod_{i=1}^n x_i! + (x_1 + \dots + x_n) \ln \lambda - n\lambda$

4) 两边对  $\lambda$  求导  $\frac{d \ln L(\lambda)}{d \lambda} = \frac{x_1 + \dots + x_n}{\lambda} - n = 0 \quad \lambda = \frac{x_1 + \dots + x_n}{n} = \bar{X}$

令导数 = 0, 求得  $\lambda$

#### 7.2 点估计的优良性准则

1. 无偏性  $E(\hat{\theta}) = \theta$

$\forall$  总体  $X \quad E(X) = \mu \quad D(X) = \sigma^2 \quad (X_1, \dots, X_n)$

①  $\bar{X}$  是  $\mu$  的无偏估计  $E(\bar{X}) = \mu$

② 样本方差  $S^2$  是  $\sigma^2$  的无偏估计  $E(S^2) = \sigma^2$

$$S^2 = \frac{1}{n-1} [(X_1 - \bar{X})^2 + \dots + (X_n - \bar{X})^2]$$

③ 未修正的方差  $S_0^2$  是  $\sigma^2$  的有偏估计  $S_0^2 = \frac{1}{n} [(X_1 - \bar{X})^2 + \dots + (X_n - \bar{X})^2]$

$\hat{\theta}$  是  $\theta$  的无偏估计,  $g(\hat{\theta})$  不一定是  $g(\theta)$  的无偏

$S^2$  是  $\sigma^2$  的无偏,  $\sqrt{S^2}$  不是  $\sqrt{\sigma^2}$  的无偏

$$D(S) = E(S^2) - (E(S))^2$$

2. 有效性  $D(\hat{\theta}_1) \leq D(\hat{\theta}_2)$  方差越小越有效

总体  $X \quad E(X) = \mu \quad D(X) = \sigma^2 \quad \mu \begin{cases} X_1, E(X_1) = \mu, D(X_1) = \sigma^2 \\ \bar{X} \text{ 更有效 } D(\bar{X}) = \frac{\sigma^2}{n} \end{cases}$  方差小

$\mu \begin{cases} a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n \quad (a_1 + \dots + a_n = 1) \\ \bar{X} \text{ 更有效 } D\bar{\theta} = \sigma^2 (a_1^2 + \dots + a_n^2) \geq \frac{\sigma^2}{n} \end{cases}$

3. 相合性 (一致性)

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta} - \theta| < \varepsilon) = 1 \quad n \text{ 很大, 估计值与实际值接近的概率为 1}$$

#### 7.3 置信区间与枢轴变量

区间估计: 区间越小, 估计越准确; 区间越大, 置信度越高

$$P(\hat{\theta}_1 \leq \theta \leq \hat{\theta}_2) = 1 - \alpha \quad \text{置信度 (已知)}$$



枢轴变量:

(要求  $\theta$  的区间, 不好求, 引入一些  $\theta$  的变量, 使其可求  $-1 < \frac{\theta + 2}{4} < 1$  进而得出  $-6 < \theta < 2$ , 即将原变量表露出来)

定义: 1)  $I = I(T, \theta)$   $\theta$  为未知参数,  $T$  已知

$I$  的分布  $F$ , 已知且与  $\theta$  无关, 构造出的  $I$  为枢轴变量

2) 给定  $1 - \alpha$ , 查分布  $F$  上  $\frac{\alpha}{2}$  分位数  $V_{\frac{\alpha}{2}}$ ,  $(1 - \frac{\alpha}{2})$  分位数  $V_{1 - \frac{\alpha}{2}}$

$$P(V_{1 - \frac{\alpha}{2}} \leq I(T, \theta) \leq V_{\frac{\alpha}{2}}) = 1 - \alpha$$



#### 7.4 正态总体的期望和方差的区间估计

期望 ①  $\sigma^2$  已知, 估计  $\mu$ , 构造  $V = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \sim N(0, 1)$  正态分布

给定  $1 - \alpha$ , 查  $\frac{\alpha}{2}$ , 可求  $\frac{\alpha}{2}$  点, 右点为  $\mu_{\frac{\alpha}{2}}$ . 则  $P(-\mu_{\frac{\alpha}{2}} \leq \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \leq \mu_{\frac{\alpha}{2}})$

$$\therefore \bar{X} - \frac{\sigma \mu_{\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X} + \frac{\sigma \mu_{\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{n}} \quad n \text{ 样本: } 1 - \alpha \text{ 区间}$$

期望 ②  $\sigma^2$  未知, 估计  $\mu$ , 构造  $T = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} \sim t(n-1)$

给定  $1 - \alpha$ , 查  $t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)$ ,  $\bar{X} - \frac{S t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X} + \frac{S t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)}{\sqrt{n}}$

方差 ①  $\mu$  未知, 对  $\sigma^2$  的区间估计,  $\chi^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n)$  卡方分布

$\chi^2$  分布不对称, 左右均查表  $\frac{\sum (X_i - \mu)^2}{\sigma^2} \leq \chi^2_{\frac{\alpha}{2}} \leq \frac{\sum (X_i - \mu)^2}{\sigma^2}$

方差 ②  $\mu$  未知, 估计  $\sigma^2$ , 构造  $\chi^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$ , 给定  $1 - \alpha$

$$\text{查 } \chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(n-1), \chi^2_{1 - \frac{\alpha}{2}}(n-1), \quad \frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)} \leq \sigma^2 \leq \frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{1 - \frac{\alpha}{2}}(n-1)}$$

表 7-1 正态总体均值、方差的置信区间与单侧置信限 (置信水平为  $1 - \alpha$ )

	待估参数	其他参数	枢轴量的分布	置信区间	单侧置信限
单个正态总体	$\mu$	$\sigma^2$ 已知	$Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$	$(\bar{X} \pm \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\alpha/2})$	$\bar{\mu} = \bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\alpha}$ $\underline{\mu} = \bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\alpha}$
	$\mu$	$\sigma^2$ 未知	$t = \frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$	$(\bar{X} \pm \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha/2}(n-1))$	$\bar{\mu} = \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha}(n-1)$ $\underline{\mu} = \bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha}(n-1)$
	$\sigma^2$	$\mu$ 未知	$\chi^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$	$(\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{\alpha/2}(n-1)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{1-\alpha/2}(n-1)})$	$\bar{\sigma}^2 = \frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{1-\alpha}(n-1)}$ $\underline{\sigma}^2 = \frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{\alpha}(n-1)}$
两个正态总体	$\mu_1 - \mu_2$	$\sigma_1^2, \sigma_2^2$ 已知	$Z = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} \sim N(0, 1)$	$(\bar{X} - \bar{Y} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}})$	$\bar{\mu}_1 - \mu_2 = \bar{X} - \bar{Y} + z_{\alpha} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}$ $\underline{\mu}_1 - \mu_2 = \bar{X} - \bar{Y} - z_{\alpha} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}$
	$\mu_1 - \mu_2$	$\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$ 未知	$t = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{S_{\bar{X}} \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \sim t(n_1 + n_2 - 2)$ $S_{\bar{X}}^2 = \frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}$	$(\bar{X} - \bar{Y} \pm t_{\alpha/2}(n_1 + n_2 - 2) \times S_{\bar{X}} \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}})$	$\bar{\mu}_1 - \mu_2 = \bar{X} - \bar{Y} + t_{\alpha}(n_1 + n_2 - 2) S_{\bar{X}} \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}$ $\underline{\mu}_1 - \mu_2 = \bar{X} - \bar{Y} - t_{\alpha}(n_1 + n_2 - 2) S_{\bar{X}} \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}$
	$\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$	$\mu_1, \mu_2$ 未知	$F = \frac{S_1^2/S_2^2}{\sigma_1^2/\sigma_2^2} \sim F(n_1 - 1, n_2 - 1)$	$(\frac{S_1^2}{S_2^2} \frac{1}{F_{\alpha/2}(n_1 - 1, n_2 - 1)}, \frac{S_1^2}{S_2^2} \frac{1}{F_{1-\alpha/2}(n_1 - 1, n_2 - 1)})$	$\bar{(\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2})} = \frac{S_1^2}{S_2^2} \frac{1}{F_{1-\alpha}(n_1 - 1, n_2 - 1)}$ $\underline{(\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2})} = \frac{S_1^2}{S_2^2} \frac{1}{F_{\alpha}(n_1 - 1, n_2 - 1)}$